

基于高分辨率遥感影像分类的地图更新方法

万幼川¹ 宋 杨¹

(1 武汉大学遥感信息工程学院,武汉市珞喻路 129 号, 430079)

摘 要:提出了一种在对遥感影像分类的基础上进行地图更新的方法,讨论了利用高分辨率遥感影像,通过不同空间分辨率和光谱分辨率的影像进行融合,利用合适的高通滤波对影像进行边缘检测,构建一个三层的 MLP 分类器对影像进行分类,提取城市建筑物与道路信息,并在此分类基础上通过对现有地图的叠加来实现地图的更新。实验结果表明,基于影像融合,利用较少数量的训练样本也能生成具有较高精度的分类图,利用分类结果图进行地图更新能取得令人满意的效果。

关键词:影像融合;影像分类;地图更新

中图法分类号:TP751;P237.9

目前,地图更新一般都是通过对地物发生变更的区域进行实地测量、采集数据之后再行地图数据库更新,该方法最大的缺点是时间周期长。目前,高分辨率遥感影像的出现使得在较小空间尺度上观察地表的细节变化成为可能,通过高分辨率遥感影像来实现对现有地图的更新是一种比较高效的手段。

1 高分辨率遥感影像及其特点

高分辨率的遥感影像通常是指像素空间分辨率在 10 m 以内的遥感影像。它具有如下特点:
① 影像时间分辨率高,同地区成像时间周期显著缩短,重复轨道周期可缩短在 1~3 d 之内,能较好地满足动态监测对数据源时间分辨率的需求。
② 影像空间分辨率高,有利于反映土地利用类型的差异,但影像的纹理特征更具变异性,同一地类的光谱特征不稳定。如通过目视可分辨出全色 IKONOS 影像中耕地的田埂、居民点内部的绿地、水塘等,局部地物特征得到了更好的表现。
③ 地物的几何结构和信息更加明显,空间信息更加丰富,影像地物尺寸、形状、领域地物的关系得到更好的反映。

目前,在土地利用领域最为常见的高分辨率商业遥感卫星及其参数见表 1。

表 1 高分辨率遥感卫星及其遥感器性能参数

Tab. 1 Parameters of High-Resolution Satellites Sensors

卫星	发射 时间/年	轨道高 度/km	遥感器	波段 / μm	空间分 辨率/m
IKONOS-2(美国)	1999	680	全色	0.45~0.90	1
				0.45~0.53	
			多光谱	0.52~0.61	4
				0.64~0.72	
EROS-A1(以色列)	2000	480	全色	0.77~0.88	
				0.50~0.90	1.8
			全色	0.45~0.90	0.61
				0.45~0.52	
QuickBird-2(美国)	2001	450	多光谱	0.52~0.60	
				0.63~0.69	2.44
				0.76~0.90	
SPOT-5(法国)	2002	832	全色	0.49~0.69	2.5

2 基于高分辨率遥感数据的地图更新

2.1 基本流程

目前,基于专家知识的人工像片判读仍然是灾害监测和城市规划应用中的主要技术手段,但随着遥感技术的发展,有着不同空间分辨率和光谱分辨率的卫星影像对于自动检测城市地区的变化提供了强有力的支持手段。在以数字形式存储遥感影像的基础上进行土地覆盖类型的分类研究,制作土地覆盖类型专题图,结合高空间分辨率

的遥感影像对地图进行更新是可行的。本文提出方法的技术流程如图 1 所示。

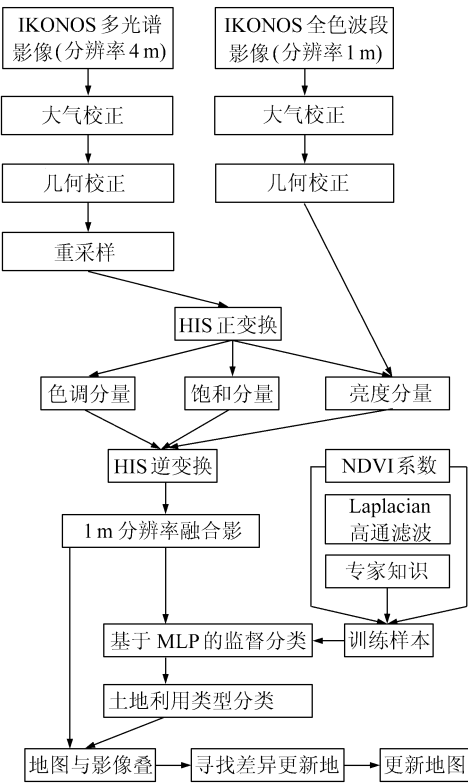


图 1 基于 IKONOS 数据的地图更新流程
Fig. 1 Urban Maps Revision Process
Based on IKONOS Data

- 1) 准备工作:收集最新的地图资料;订购对应范围内最新的 QuickBird 或 IKONOS 卫星影像数据;软件使用 CorelDRAW 和遥感图像处理软件 ERDAS。
- 2) 卫星遥感影像处理:利用 ERDAS 软件对已准备好的高分辨率影像进行几何纠正、辐射校正,对多光谱和全色波段的影像进行适当的预处理,为下一步影像融合处理作准备。
- 3) 影像融合:利用正向和反向的 RGB-HIS 变换,对经过预处理不同分辨率的多波段遥感影像进行融合。
- 4) 影像分类:构建一个三层的 MLP 多层感知器分类器,取得训练样本,利用 MLP 对训练样本进行学习,然后利用训练好的 MLP 对融合后的影像进行分类。
- 5) 地图更新:将土地利用类型的分类结果图、融合后的高分辨率遥感影像与现有地图进行叠合,并在 CorelDRAW 中处理地图更新的部分。

2.2 高分辨率影像分类方法

基于上述基本流程,本文着重讨论了服务于地图更新的一种影像分类方法,该方法以影像融

合为基础,结合较为成熟的神经网络技术实现对特定地物类型的监督分类。

首先,将具有高空间分辨率-低光谱分辨率的全色波段影像与高光谱分辨率-低空间分辨率影像的多波段影像进行融合。当空间分辨率较低而光谱分辨率较高的多光谱数据与空间分辨率较高的全色数据融合时,融合后影像的色彩信息主要来自多光谱影像,纹理信息主要来自全色波段影像。影像融合使遥感图像在保证高空间分辨率的同时具有更丰富的光谱信息。其次,确立一个合理的方案,旨在利用遥感数据对目前已存在的地图数据进行更新。鉴于建筑物和道路是城市地图变化最活跃和最重要的两大因素,本文提出的检测方法和实验主要是针对城市的建筑物和道路变化的情况。其具体步骤如下。

- 1) 不同分辨率的遥感影像融合。高空间分辨率影像与多光谱影像融合,在保证空间分辨率的前提下,用高光谱影像的光谱信息丰富影像信息。
- 2) 选取用于进行分类的训练样本,构建三层结构的 MLP 分类器。这里要求所选取的特征要能很好地代表感兴趣的研究目标。
- 3) 利用 MLP 分类器进行监督分类。

2.2.1 不同分辨率遥感影像的融合

利用正向和反向的 RGB-HIS 变换,对不同分辨率的遥感影像进行融合。其步骤为:依据高空间分辨率的全色波段影像对其余多光谱波段的影像进行重采样;将重采样后的多光谱影像从 RGB 变换到 HIS 色彩空间;对全色波段影像与变换后的 HIS 的亮度分量 I 进行直方图匹配;用具有高空间分辨率的全色波段数据替代 HIS 的亮度 (I) 分量;将替换后的影像从 HIS 变换到 RGB 色彩空间。

2.2.2 分类器样本特征的选取

对高空间分辨率的全色波段影像进行窗口大小为 5×5 的 Laplacian 高通滤波处理,Laplacian 算子是基于二阶导数在边缘处为零的特点来提取边缘的。处理后得到的影像能更好地抽取道路和建筑的特征信息,尤其当实验影像灰度级变化的范围很宽时,这种处理手段的优势很明显。

一般地,可以利用 NDVI 系数提取植被信息,在影像上以一定大小的区域(或窗口)为单元进行空间结构的识别和提取,如线状(如道路、河流)信息的提取、纹理结构信息的识别和提取、城市单元结构提取、地物形状信息识别(如军事目标识别)等。上述选择出来的特征通过基于多层感

知器(MLP)神经网络的监督分类自动进行训练、分析。

2.2.3 进行自动分类

MLP 网络由感受层(S)、联想层(A)、响应层(R)构成。S、A、R 是由同类神经元构成,如图 2 所示,其中, i 为输入层节点, j 为隐层节点, k 为输出层节点。感受层为网络结构的输入层,用于特征向量的输入,它相当于人工视网膜,用于感知目标对象;联想层为网络结构中的隐含层;而响应层则为网络结构的输出层。S 层单元与 A 层单元通过联结关系构成对处理对象的联想矩阵,A 层单元与 R 层单元之间的联结构成对处理对象的决策矩阵。网络的每个输入节点表示光谱特征向量的一个分量数据(灰度值),输出节点表示分类序号,隐层节点数与网络输出逼近期望值所要求的精度和学习系统的复杂程度有密切关系。网络的隐层节点数(n)可按式(1)计算:

$$n = \frac{A \times B + \frac{1}{2}A \times (B^2 + B) - 1}{A + B} \quad (1)$$

式中, A 为分类数; B 为特征向量的维数。

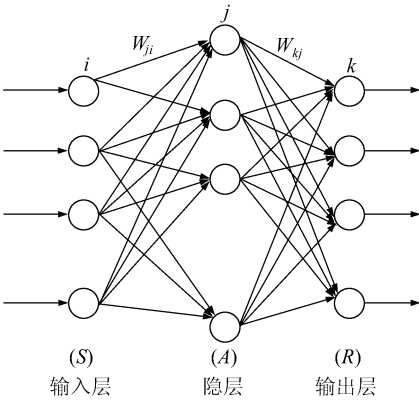


图 2 多层感知器(MLP)网络

Fig. 2 Multi-Layer Perceptron

网络节点的激发函数采用 Sigmoid 型,网络的输出关系如下。

输入层。输入节点:光谱特征向量的各分量;

$$\text{输出节点: } Q_i = x_i \quad (2)$$

隐层。输入节点:

$$I_j = \sum W_{ji} O_i \quad (3)$$

式中, W_{ji} 为输入层 i 节点与隐层 j 节点的连接权值。

$$\text{输出节点: } O_j = \frac{1}{i + \exp(-I_j)} \quad (4)$$

输出层。输入节点:

$$I_k = \sum W_{kj} O_j \quad (5)$$

式中, W_{kj} 为隐层 j 节点与输出层 k 节点的连接权值。

$$\text{输出节点: } O_k = \frac{1}{i + \exp(-I_k)} \quad (6)$$

通过训练调整,使网络形成有序的、具有复杂映射和决策能力的稳定结构。由于反向传播(back propagation, BP)学习算法是 MLP 模型中最广泛应用的,因此此处采用 BP 算法。

定义网络的学习误差函数为:

$$J_c = \frac{1}{2} (D - Y)^T (D - Y) \quad (7)$$

式中, D 表示网络的期望输出; Y 表示网络的实际输出。于是有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_c}{\partial W_{kj}} &= \frac{\partial J_c}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial I_k} \cdot \frac{\partial I_k}{\partial W_{kj}} = \\ &= -(D_k - Y_k) \cdot \frac{\exp(-I_k)}{[1 + \exp(-I_k)]^2} \cdot O_j \end{aligned} \quad (8)$$

则可推出权值 W_{kj} 的迭代修正公式:

$$\begin{aligned} W_{kj}(t+1) &= W_{kj}(t) - \eta \frac{\partial J_c}{\partial W_{kj}} = \\ &= W_{kj}(t) + \eta (D_k - Y_k) \cdot \frac{\exp(-I_k)}{[1 + \exp(-I_k)]^2} \cdot O_j \end{aligned} \quad (9)$$

式中, η 为学习率。同理,可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_c}{\partial W_{ji}} &= \frac{\partial J_c}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial I_k} \cdot \frac{\partial I_k}{\partial W_{ji}} = \\ &= \sum_k \left[-(D_k - Y_k) \cdot \frac{\exp(-I_k)}{[1 + \exp(-I_k)]^2} \cdot W_{kj} \right] \cdot \\ &\quad \frac{\exp(-I_j)}{[1 + \exp(-I_j)]^2} \cdot O_i \end{aligned} \quad (10)$$

则权值 W_{ji} 的迭代修正公式为:

$$\begin{aligned} W_{ji}(t+1) &= W_{ji}(t) - \eta \frac{\partial J_c}{\partial W_{ji}} = W_{ji}(t) + \eta \cdot \\ &\quad \sum_k \left[-(D_k - Y_k) \cdot \frac{\exp(-I_k)}{[1 + \exp(-I_k)]^2} \cdot W_{kj} \right] \cdot \\ &\quad \frac{\exp(-I_j)}{[1 + \exp(-I_j)]^2} \cdot O_i \end{aligned} \quad (11)$$

利用 MLP 对遥感影像的分类通过以下两个阶段实现:① 根据选取的样本数据、网络进行自学习;② 利用学习结果对整幅遥感影像进行分类。

网路训练过程为:将训练数据逐个输入网络进行正向计算,求出网络对每一个样本在输出层的输出误差,然后根据式(9)和式(11)反向传播对连接权值进行修正,完成一个样本的学习过程。

在完成一个样本的学习后,将所得各样本的误差求和取平均值,如果平均误差没有达到预定的精度,则进行新一轮的学习,直到满足精度要求。

本研究中,在对影像数据的理解的基础上抽取了有限数量的样本,用这些样本对一个三层结构的 MLP 分类器进行训练,下一阶段在 MLP 分类器的输出层中产生分类结果。本文研究的重点侧重提取建筑物和道路信息,实验的分类结果对于建筑物、道路更新的快速判别提供了重要的信息,使得目视判读影像变化的工作变得更加快捷。

3 实验验证

基于城市地图比例尺较大、反映空间要素详细的特点,用于城市地图更新的高分辨率卫星遥感数据主要采用基于 IKONOS(分辨率为 1 m)、QuickBird(分辨率为 0.61 m)影像数据的更新方案。实验选用了广州白云机场北边 2001 年 3 月的一幅 IKONOS 影像,面积大约为 35 km²,影像接近城市的近郊,包含植被、农田、水、建筑物、道路等主要类别的地物,其中全色波段的范围为 0.45~0.90 μm,空间分辨率为 1 m。另外,B1 波段(蓝)的波段范围为 0.45~0.53 μm,B2 波段(绿)的波段范围为 0.52~0.61 μm,B3 波段(红)的波段范围为 0.64~0.72 μm,B4 波段(NIR)的波段范围为 0.77~1 μm,各波段的空间分辨率均为 4 m。实验区的 B3 波段影像如图 3 所示。



图 3 实验区的 B3 波段影像

Fig. 3 A Detail of the Test Scene, Band B3

首先将低空间分辨率的多光谱影像与具有高空间分辨率的全色波段影像进行融合,目的是为了在保证影像光谱信息不丢失的前提下提高影像的空间分辨率。然后将实验影像的 B4-B3-B1 波段组合从 RGB 变换到 HIS 色彩空间,将得到的亮度分量 I 与全色波段影像进行直方图匹配。最后用高空间分辨率的全色波段信息替换亮度分

量 I ,再将替换后的影像从 HIS 变换到 RGB 色彩空间。此过程实现了不同分辨率影像之间的融合,融合影像在具有较高空间分辨率的同时拥有更加丰富的光谱信息。

纹理信息在提取建筑物、道路信息方面具有重要作用,对实验影像的全色波段影像进行高通滤波处理以检测影像边缘的信息,特别是有利于提取建筑物、道路的信息,这里使用的是窗口大小为 5×5 的 Laplacian 高通滤波。

构建一个三层结构的 MLP 神经网络,在进行监督分类前,需从影像中提取进行分类的特征样本,要求样本均匀遍布不同的专题。由于待分类的影像是高分辨率的卫星影像,这给确定合适的训练区提供了方便。

实验中提取了 14 573 个训练样本,大约占整幅影像的 0.027%。通过训练样本获得了 97.13% 的总体精度 OA(overall accuracy),此精度的获得是经过足够次数的迭代。测试样本的数目为 51 257,大约占整幅影像的 0.078%。测试结果表明,总体精度 OA 达到了 96.58%。实验得到的分类结果图较好地提取了图 3 影像的建筑物以及道路的信息,如图 4 所示,其中块状目标对应建筑物,零星的短线对应道路,其余的大片区域是其他类别的地物,包括植被、水、耕地等,可以通过构建结构更复杂的 MLP 网络结构对其余类别的地物作进一步的区分。

图 4 的分类结果表明,建筑物和道路的提取精度是较高的,可见本研究采用的分类处理方法是可行的,尽管训练样本数目有限,但是分类结果的精度是符合实际工作需要的。



图 4 对应于图 3 的分类结果图

Fig. 4 Classified Image Corresponding to Fig. 3

至此,已经得到了实验区的城市建筑物和道路的分类结果图,与现有地图对比,即可得到发生变化的区域,从而辅助地图进行更新。结果证明,在分类前进行影像融合有助于提高分类精度,利

用分类结果图对城市地区变化的检测更具针对性,更为快捷。

4 结 语

利用本文提出的方法提取的建筑物和道路具有良好的分类效果,即使只用有限数量的训练样本也能训练出一个出色分类器;生成的土地利用类型分类图能与融合后的高分辨率卫星影像一并参与像片判读,对照地图以及正射影像对地图进行更新。目前,对于地图变更的判断主要是人工手段,如何在土地利用类型的分类图和高分辨率遥感卫星影像等多种信息的支持下实现地图变更识别的自动化,是今后有待研究的内容。

参 考 文 献

1 Chavezetal P S J. Comparision of Three Different Methods to Merge Multi-Resolution and Multi-Spectral Data;Landsat TM and SPOT Panchromatic. Photogrammetry Engineering Remote Sensing, 1992,157(3):75~82

2 Bishop C M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford: Clarendon Press,1995. 47~53

3 数字城市导论编委会. 数字城市导论. 北京:中国建筑工业出版社,2001

4 孙家 炳,舒 宁,关泽群. 遥感原理、方法和应用. 北京:测绘出版社,1999

5 杨清华,齐建伟,孙永军. 高分辨率卫星遥感数据在土地利用动态监测中的应用研究. 国土资源遥感,2001(4):20~27

6 李 峰,周 庆,马千里,等. 高分辨率卫星影像在城市数字地图更新中的应用. 北京林业大学学报,2003,25(1):46~49

7 李志中,杨清华,孙永军. 利用动态遥感技术监测太原市土地变更情况. 国土资源遥感,1999(3):72~76

第一作者简介:万幼川,教授,博士生导师。现从事地理信息系统、数字城市、数字流域以及遥感方面的科研和教学工作。
E-mail:WYCH@public.wh.hb.cn

Application of Maps Revision Based on Classification of High Resolution Satellite Images

WAN Youchuan¹ SONG Yang¹

(1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: On the basis of remote sensing image classification, this paper introduces a method for updating urban maps through high resolution remote sensing image. The RGB-HIS transformation technique is considered to merge spectral and spatial information, an appropriate filter for the edge extraction has been used. An MLP classifier is trained to produce a labeled image, focusing on urban buildings and roads, with great accuracy in test even if a limited training set is used. The result reveals a good feasibility of the classified image for monitoring the presence of changes in urban areas.

Key words: image fusion; image classification; map revision

About the first author: WAN Youchuan, professor, Ph. D supervisor, his major research interest is the theory and application of GIS and RS, especially in the field of digital city.
E-mail: WYCH@public.wh.hb.cn

(责任编辑: 晓 平)